

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107810

基于三分法 EMD 和 Autogram 的滚动轴承故障诊断

杨雨竹 李耀明 周进杰

(中北大学 山西省深孔加工工程技术研究中心 太原 030051)

摘要: 针对强噪声下滚动轴承故障微弱,特征频率难以提取致使无法精准诊断故障的问题,提出了基于三分法经验模态分解融合 Autogram 阈值算法的故障诊断方法,在采用 EMD 对信号初步降噪时,提出一种基于 M 指标的三分法 EMD 将所有固有模态函数重构成 3 个分量(记 M1, M2, M3), M2 即为所需的故障分量;选用 Autogram 算法处理 M2 分量确定共振频带,对共振信号做阈值包络谱处理,得到 3 种阈值频谱,根据阈值谱中故障特征频率诊断滚动轴承故障类型。采用了仿真信号结合滚动轴承的内、外圈实测数据试验方法证明了该方法的有效性,实验结果证明该方法故障诊断率可达 95% 以上。

关键词: 三分法 EMD; Autogram; 阈值频谱; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号: TH137; TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Rolling bearing fault diagnosis based on trisection EMD and Autogram

Yang Yuzhu Li Yaoming Zhou Jinjie

(Deep Hole Processing Engineer and Technology Research Center of Shanxi Province, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problem that the rolling bearing fault under strong noise is weak and the characteristic frequency is difficult to extract, which makes it impossible to diagnose the fault accurately, a fault diagnosis method based on trisection EMD fusion Autogram threshold algorithm is proposed. EMD is used to reduce the noise of the signal, and a trisection method based on M index is proposed. EMD reconstructs all IMF into three components (write M1, M2, M3), and M2 is the required fault component. The Autogram algorithm is used to process the M2 component to determine the resonance frequency band, and the resonance signal is processed by the threshold envelope spectrum to obtain three threshold spectra. The fault type of rolling bearing is diagnosed according to the fault characteristic frequency in the threshold spectrum. The simulation signals and the measured data of the inner and outer rings of rolling bearings are used to prove the effectiveness of this method. Experimental results show that the fault diagnosis rate of this method is over 95%.

Keywords: trisection EMD; Autogram; threshold spectrum; rolling bearing; fault diagnosis

0 引 言

滚动轴承随工程中机械设备长期运行时,不可避免地出现点蚀、剥落等局部故障,文献[1]提出能够准确地识别故障特征,及时对故障轴承的工作状态进行预测与监控,就能有效避免重大事故的发生。于是从振动信号中提取出这些故障成分就成为重中之重。文献[2]提出经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),是一种适于处理非线性、非平稳信号自适应分解方法,无需先验知识可以对信号进行分解降噪的特性,使其在滚动轴承故障诊断领域的应用长盛不衰。但在 EMD 有效分量的选取中应用到的传

统指标,文献[3]提出峭度指标、互相关系数、相关峭度等时域指标有一定检测故障冲击的能力,但是受噪声影响严重导致分量选取失败。文献[4]于 2016 年首次采用负熵(Neg-Entropy)取代中的峭度指标在时频域同时检测故障冲击,效果显著,所以本文受此启发构造时频域指标 M 检测轴承故障冲击,提出基于 M 指标的三分法 EMD,对 EMD 进行改进,准确提取所有含故障信息的分量,并重构成 3 个分量,记为噪声分量 M1、故障分量 M2、低频分量 M3,对故障分量 M2 进行分析后发现,虽然故障信息丰富但噪声已然会产生干扰,所以受到谱峭度类算法的启发,对三分法 EMD 产生的 M2 分量进行频带分割,定位故障所在

的频带后再进行滚动轴承故障特征提取。

2018 年意大利学者 Moshrefzadeh 等^[3]创新性地提出了 Autogram,它是一种基于无偏自相关检测最佳解调频带的新方法。文献[6]提出 Autogram 图谱能够有效地检测到淹没在强噪声干扰中的解调频带及故障特征。本文选用 Autogram 对 M2 故障分量进行频带划分,找到共振频带的中心频率和带宽,对共振信号二次降噪的同时进行阈值包络谱处理,得到 3 种阈值频谱,通过识别故障特征频率达到滚动轴承精准故障诊断的目的。所以本文提出采用三分法 EMD 融合 Autogram 阈值法诊断轴承故障,仿真信号和滚动轴承内,外圈实测数据验证了该方法的可行性。

1 三分法 EMD 理论介绍

文献[7]提出 EMD 方法可以将非线性非平稳信号分解为一系列表征信号特征时间尺度 IMF 分量和一个残余项的和。对于任意一给定信号 $x(t)$,其 EMD 分解得到一系列固有模式函数(intrinsic mode function, IMF)分量 $c_i(t)$ 和残差信号 $r_n(t)$,文献[8]提出原信号 $x(t)$ 与各 IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差信号 $r_n(t)$,如式(1)所示。

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

EMD 分解得到的分量,峭度和相关系数常被作为最优 IMF 的选取标准,且一般只会选取一个 IMF,这就会导致其他可能包含轴承故障信息的分量遗失掉。二者极易受到噪声干扰,尤其是峭度,在强噪声和高重复率瞬变的环境下峭度值会严重衰减,使得只用峭度值大于 3 的来评判轴承的故障冲击会出现严重误诊,从而导致最优 IMF 选取失败。峭度作为时域统计指标本身就存在缺陷,时域统计指标检测单脉冲冲击能力突出,但对轴承故障造成的周期性重复瞬变脉冲冲击检测严重不足,这就需要用到频域统计指标了。文献[9]提出负熵能够对信号进行时域统计特征和频域统计特征进行衡量,且均满足狄拉克模型。由文献[10-11]提出负熵构造的 SE/SESInfogram 诊断轴承故障启发得到,本文采用平方包络负熵(square envelope negative entropy),记为 I_e 与平方包络谱负熵(square envelope spectral negative entropy),记为 I_E ,二者加权值 M 作为三分法 EMD 构造分量的指标。

1.1 M 指标

平方包络负熵 I_e 检测时域瞬变冲击,平方包络谱负熵 I_E 检测频域周期性循环冲击,因此本文对二者做加权处理得到 M 指标,实现时域联合频域共同对轴承的故障冲击检测。 M 指标的计算公式如式(2)所示。

$$M = C_e I_e + C_f I_E \quad (2)$$

式中: C_e 和 C_f 为正则化自适应加权系数,采用正则化系数自适应法对 I_e 和 I_E 做加权处理,相比于做平均处理,更能自适应优化时域与频域检测指标所占的比例,以上正则化处理计算公式如表 1 所示;式(2)中 I_e 和 I_E 的计算如下。

平方包络负熵 (I_e) 源自于信号能量角度阐释的平方包络,即带通频带内信号的瞬时能量可以用平方包络表示,如式(3)所示。

$$\epsilon_x(n; f; \Delta f) = |x(n; f; \Delta f)|^2 \quad (3)$$

其均值如式(4)所示。

$$\bar{\epsilon}_x(n; f; \Delta f) = \langle \epsilon_x(n; f; \Delta f) \rangle = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} \epsilon_x(n; f; \Delta f) \quad (4)$$

平方包络的傅里叶变换得到平方包络谱,如式(5)所示。

$$E_x(\alpha; f; \Delta f) = \sum_{i \in Z} \epsilon_x(n; f; \Delta f) e^{-j2\pi n i F_s} = \sum_{i \in Z} E_{x,i}(f, \Delta f) \delta(\alpha - i\alpha_0) \quad (5)$$

式中: δ 为离散狄拉克函数(在 $\alpha = 0$ 时, $\delta(\alpha) = 1$,在 α 为其他值时, $\delta(\alpha) = 0$); $E_{x,i}(f, \Delta f)$ 为平方包络函数 $\epsilon_{x,i}(n; f; \Delta f)$ 在频率 $i\alpha_0$ 处的傅里叶系数; F_s 为采样频率; α 为调制频率; f 为载波频率^[9]。

Shannon 熵值会随着信号噪声的增加而增加大,故而 Shannon 熵可以测量轴承故障信号产生的周期性冲击。所以能量角度的平方包络和平方包络谱结合 Shannon 熵可以得到时频域内对轴承故障冲击敏感的平方包络负熵 (I_e) 和平方包络谱负熵 (I_E),计算公式如式(6)、(7)所示。

$$I_e(n; f; \Delta f) = -H_e(n; f; \Delta f) = \left\langle \frac{|\epsilon_x(n; f; \Delta f)|^2}{\langle |\epsilon_x(n; f; \Delta f)|^2 \rangle} \ln \left[\frac{|\epsilon_x(n; f; \Delta f)|^2}{\langle |\epsilon_x(n; f; \Delta f)|^2 \rangle} \right] \right\rangle \quad (6)$$

$$I_E(n; f; \Delta f) = -H_E(n; f; \Delta f) = \left\langle \frac{|E_x(n; f; \Delta f)|^2}{\langle |E_x(n; f; \Delta f)|^2 \rangle} \ln \left[\frac{|E_x(n; f; \Delta f)|^2}{\langle |E_x(n; f; \Delta f)|^2 \rangle} \right] \right\rangle \quad (7)$$

表 1 正则化处理公式

正则化序列公式	权重分比公式
$T_e = \frac{I_e - \min_{i=1}^N I_e}{\max_{i=1}^N I_e - \min_{i=1}^N I_e}$	$\sigma_e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (T_e - \mu_e)}{M}}$
$T_E = \frac{I_E - \min_{i=1}^N I_E}{\max_{i=1}^N I_E - \min_{i=1}^N I_E}$	$\sigma_E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (T_E - \mu_E)}{M}}$
$\mu_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M T_e$	$C_i = \frac{1/\sigma_i}{1/\sigma_i + 1/\sigma_f}$

1.2 指标 M 的优越性

采用仿真信号对 M 指标进行优越性验证,主要验证两个方面,即对噪声有更好的鲁棒性和对故障冲击有好的检测性。仿真信号设定如式(8)所示。

$$x(t) = s(t) + n(t) = \sum_i A s(t - iT) + n(t) \quad (8)$$

$$s(t) = e^{-\zeta t} \sin(2\pi f_n t)$$

式中: $s(t)$ 为模拟轴承的外圈故障冲击成分, 采样频率 $f_s = 1\ 600\ \text{Hz}$, 数据点数为 4 096, 阻尼系数 $C = 700$, 幅值 $\Lambda = 1$, 共振频率 $f_n = 4\ 100\ \text{Hz}$, 外圈故障特征频率 $f_i = 1/T = 120\ \text{Hz}$, $n(t)$ 为添加的高斯白噪声。

为了证明 M 指标在噪声环境下的鲁棒性, 本文采用此信号在不同信噪比下对比峭度, 相关系数, 以及 M 指标受噪声影响。如图 1 所示, 从中可以看出相关系数与峭度在初始弱噪声下保持较高数值, 随噪声加大, 二者急剧下降, 表明相关系数与峭度受噪声影响较大; 反观 M 指标, 在噪声加大过程中的稍有波动, 基本维持在一定水平; 证明 M 指标对噪声有好的鲁棒性。

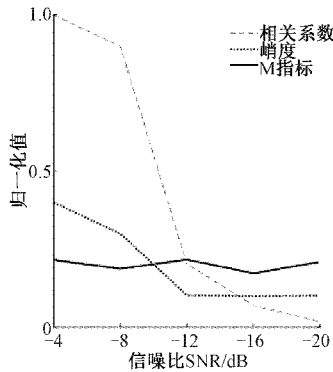


图 1 信号 3 个指标随信噪比的分布情况

同时为了证明 M 指标对轴承故障冲击有好的检测性, 能够作为提取 EMD 故障分量的标准。本文选择噪声最大 (SNR = -16) 时对该信号的峭度与 M 指标随频带变化的分布情况做出对比验证。如图 2(a) 和 (b) 所示, 峭度在噪声干扰下, 并没有大值出现, 能够表征轴承故障冲击的峭度值被噪声淹没, 导致故障所在的共振频带无法识别, 无测故障冲击; 相反在 4 000 Hz 附近的频带范围内, M 指标的值最大且集中, 仿真信号的共振频率 4 100 Hz 在其确定的频带范围内, 说明 M 指标能够在强噪声环境下, 仍能够对轴承故障冲击准确定位。

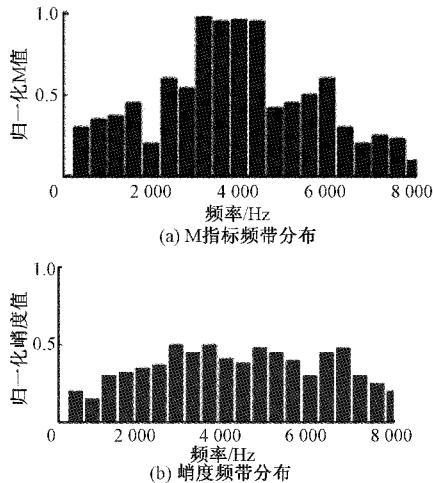


图 2 M 指标和峭度随信号频带分布情况

1.3 三分法 EMD

上述模拟轴承故障的信号试验充分证明了 M 指标具有对强噪声有好的鲁棒性以及故障冲击更敏感的特性。因此本文提出的三分法 EMD 是指采用 M 指标对 EMD 分解的所有 IMF 分量进行重构, 可得 3 个分量, 即噪声分量 (M1)、故障分量 (M2) 及低频分量 (M3)。

噪声分量 M1:

$M1 = \text{IMF}(1) + \dots + \text{IMF}(n-1)$, n 为 M 值最大 IMF 的序号。

故障分量 M2:

$M2 = \text{IMF}(n) + \text{IMF}(n+1) + \dots + \text{IMF}(n+m)$, M 值最大的几个序号连续的 IMF 的重构分量。

低频分量 M3:

$M3 = \text{IMF}(m+1) + \dots + \text{IMF}(\text{end})$, m 为 M 值最大的几个序号连续的 IMF 中, M 值最小的 IMF 的序号。

其中故障分量 (M2) 即为三分法 EMD 初步降噪后得到的含丰富故障信息的分量, 故障分量 (M2) 将被用于 Autogram 进一步降噪处理, 确定最佳共振解调频带, 对解调信号做阈值处理, 进行 3 种阈值谱分析, 提取轴承的故障特征频率, 实现轴承故障诊断。

2 Autogram 算法理论

2018 年意大利学者 Moshrefzadeh 等^[5]创新性地提出了 Autogram, 它是一种基于无偏自相关检测最佳解调频带的新方法, 是对文献 [12-13] 提出的谱峭度类算法及 Protrugram 的延伸改进, 能够有效地检测到淹没在强噪声干扰中的解调频带及故障特征。该算法提取本文故障分量 (M2) 共振解调频带的具体步骤如下。

1) 频带划分

Autogram 采用最大重复离散小波包变换 (MODWPT) 完成频带划分, 将 MODWPT 作为滤波器应用于故障分量 (M2) 的整个时间过程, 文献 [14] 提出在每个分解等级上分离出具有不同频带与中心频率的信号。文献 [15] 提出 Autogram 可消除离散小波包变换的降采样缺点, 所有分解层数保持相同的时间分辨率。

2) 无偏自相关分析

无偏自相关的好处是去除故障分量 M2 中的不相关成分, 即噪声和随机脉冲。此外, 故障分量中的周期部分 (与缺陷直接相关) 被增强, 每个解调频带信号的信噪比将增强, 噪声很大程度得以剔除, 输出更纯净的解调信号, 如式 (9) 所示。

$$\hat{R}_{xx}(\tau) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^q X(t_i) X(t_i + \tau) \quad (9)$$

式中: x 为滤波信号的平方包络; $q = 0, 1, \dots, N-1$ 。

3) 计算 M2 分量的谱峭度值

Autogram 方法利用无偏自相关对信号脉冲进行量化, 修改传统峭度方程形成新的峭度, 如式 (10) 所示。

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^{N/2} [\hat{R}_{xx}(i) - \min(\hat{R}_{xx}(\tau))]^4}{[\sum_{i=1}^{N/2} [\hat{R}_{xx}(i) - \min(\hat{R}_{xx}(\tau))]^2]^2} \quad (10)$$

式中: N 为原始信号长度。

4) 阈值频谱

对步骤 3) 中选取的峭度最大的频带信号做不同阈值处理 $\bar{x}_t(x) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{i+k-1} \hat{R}_{xx}(i)$, k 为信号窗长。之后进行平方包络谱分析, 所得频谱根据大于或小于阈值, 分别得到故障分量 M2 解调信号的 3 种阈值谱, 即无阈值频谱、上阈值频谱和下阈值频谱。

3 轴承故障诊断方案

EMD 最优分量的传统选取指标峭度和相关系数在强噪声下的局限性, 使得最优分量选取失败。所以本文为准确选取 EMD 分解的含丰富故障信息的所有分量, 采用指标 M 将 EMD 分解的所有 IMF 分量进行选取并重构为 3 个分量, 即噪声分量 (M1)、故障分量 (M2) 及低频分量 (M3), 此方法本文定义为三分法 EMD。最优重构故障分量 M2 将被用于 Autogram 进行共振解调频带提取, 并对解调信号做阈值谱分析, 从而提取轴承的故障特征频率, 实现轴承故障诊断。具体流程如图 3 所示。

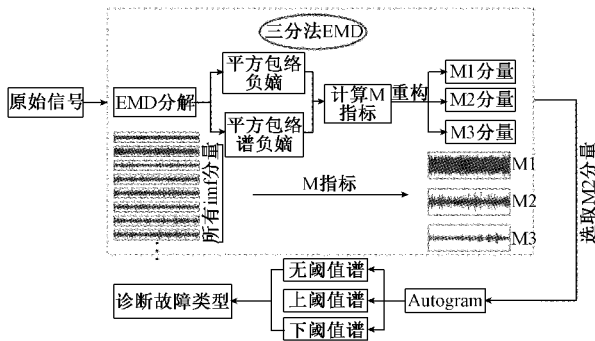


图 3 轴承故障诊断流程

4 仿真验证

为了验证三分法 EMD 的优越性, 采用 1.2 节中的外圈模拟信号对此进行验证, 并与传统 EMD 做对比。从仿真信号时域图 4(a) 中可见故障引起的周期冲击特征已然被淹没。对该信号做 EMD 分解处理, 采用峭度与相关系数选择最优分量 IMF 做包络谱, 结果如图 4(b) 和 (c) 所示, 峭度选择的分量可以看到 120、240 和 480 Hz, 其余故障倍频谱峰则不明显; 相关系数选择的分量频谱图中只能勉强看到故障频率 120 Hz 的成分, 倍频几乎全被噪声掩盖。而图 4(d) 中故障分量 M2 频谱中故障频率及其倍频谱峰明显突出。由此可见三分法 EMD 的优越性。但是仍会受到噪声的影响, 采用 Autogram 算法进行二次降噪来弥补, 本文第 5 章的实验案例将会验证这一点, 并且充分验证三分法

EMD 融合 Autogram 算法的有效性。

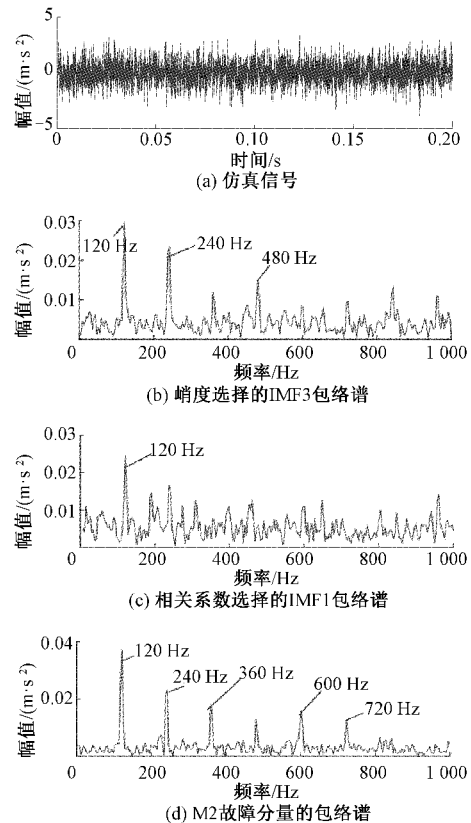


图 4 三分法 EMD 传统 EMD 结果对比

5 实验验证

朝坤测试设备有限公司的轴承故障模拟实验台采集轴承故障数据。试验设备如图 5 所示, 弹性联轴器连接交流电机和驱动轴, 转轴安装两个型号为 A27F100 轴承, 为了避免电机振动的干扰, 故障轴承安装在远离电机的一端, 正常轴承安装在电机近端。具体轴承参数如表 2 所示, 转轴末端安装张紧轮装置; 传感器采用扬州熙源电子科技有限公司的三向压电 IEPE 式传感器, 型号为 A27F100。数据采集选用凌华科技有限公司的 PCIE9529 型的采集卡采集轴承故障的信号。由以上设备完成信号采集工作。

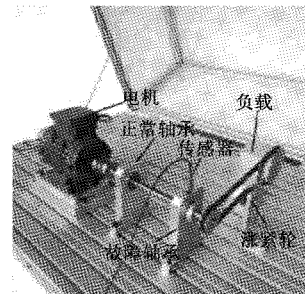


图 5 滚动轴承故障模拟试验台

由线切割技术加工的故障轴承, 图 6 表明其缺陷部位。试验设置的采样频率 $f_s = 51\ 200$ Hz, 采样点数为 51 200,

表 2 NU204 轴承参数

参数	数值
接触角	0
外形尺寸	20×47×14
滚动体直径/mm	7.5
节径/mm	34
滚子数	11

转频 $f_r = 25$ Hz, 经理论计算外圈故障频率为 $f_{BFO} = 106$ Hz; 内圈故障特征频率 $f_{BFI} = 169$ Hz。以内圈, 外圈的实测数据来验证本文所提方法的优越性。

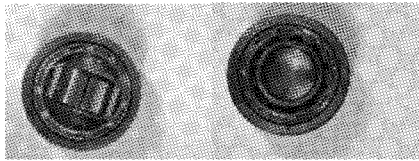


图 6 滚动轴承缺陷部位

5.1 外圈数据验证

前文仿真信号验证了三分法 EMD 的优越性, 但是频谱仍然会受到噪声干扰, 此小节会用实测外圈数据在验证三分法 EMD 优越性的同时, 验证 Autogram 算法对三分法 EMD 的不足进行有效补充。

实验结果如下所示, 图 7 的实测时域信号, 噪声太大, 无法识别到周期特征, 对该信号做 EMD 处理, 分解为 5 个 IMF, 分别计算其 M 指标、峭度、相关系数, 如图 8 所示, 根据图 8 中在基准线之上的两个相邻最大 M 值 IMF1 和 IMF2 重构为三分法 EMD 的故障分量 M2, 从而得到三分法 EMD 的 3 个分量, 如图 9 所示, 图中的 M2 故障分量相比图 7 的原始信号噪声幅值明显下降, 被噪声掩盖下的冲击成分明显突出, 但是仍会受到噪声影响, 从其包络谱图 12(a) 中看, 只能看到两个故障频率 106 和 212 Hz, 采用 Autogram 对 M2 分量进行处理, 得到中心频率 2 400 Hz, 和带宽 1 600 Hz 的带通滤波信息, 如图 10 所示。利用此中心频率和带宽对 M2 分量做带通滤波, 并对获取的解调信号做阈值谱分析, 结果如图 11 所示, 噪声明显受到抑制, 尤其从图 11(b) 的上阈值频谱中可以清晰看到外圈故障的 1~4 倍频。由此证明 Autogram 以及阈值算法对三分法 EMD 能够弥补其降噪的不足。

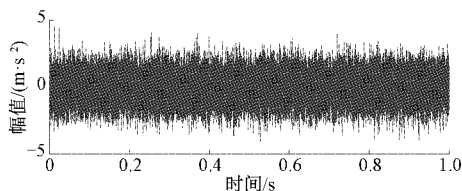


图 7 外圈时域信号

为了说明 M 指标在选取分量的优越性, 采用相关系数和峭度指标选取 EMD 分量做出对比, 如图 8(a) 和 (b) 所示, 各分

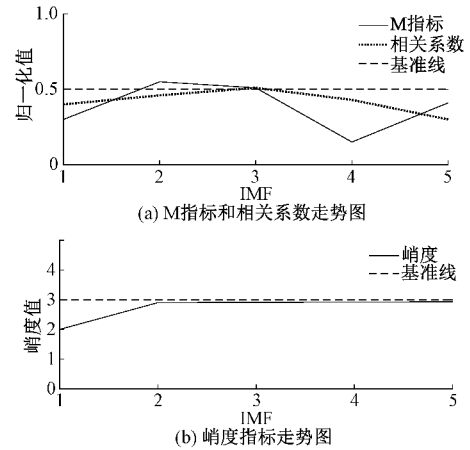


图 8 外圈 EMD 各分量指标图

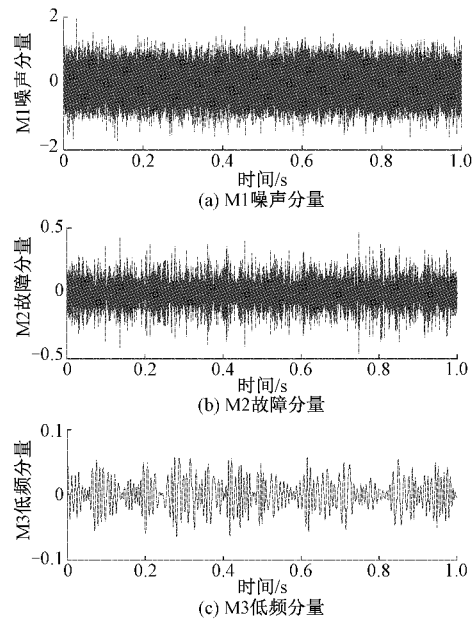


图 9 三分法 EMD

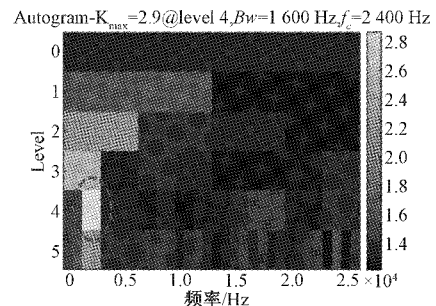


图 10 外圈 Autogram

量的峭度值均在选取基准线之下, 由此说明峭度指标在强噪声影响下已经失效, 故而只针对相关系数选取的分量 IMF3 做出包络谱, 结果如图 12(b) 所示, 勉强识别到外圈故障的 1~2 倍频。表明相关系数所选分量会丢失故障信息。因此, M 指标能更准确地识别所有含有丰富故障信息的分量。

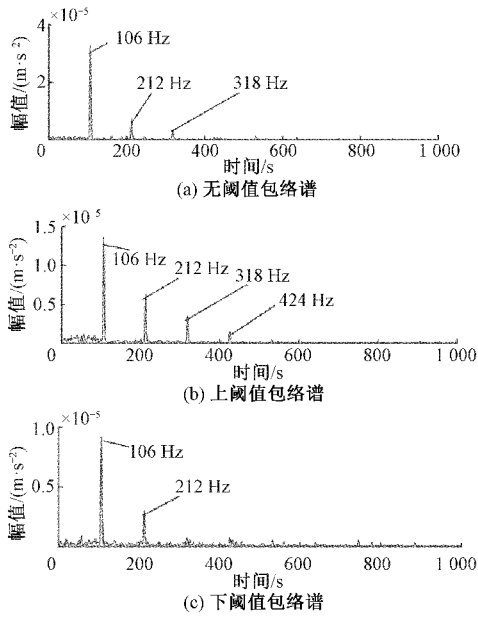


图 11 基于 Autogram 的外圈信号包络谱

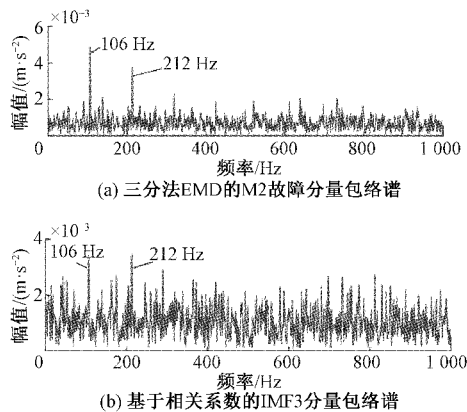


图 12 三分法 EMD 与传统 EMD 结果对比

5.2 内圈数据验证

轴承的自身结构导致内圈的振动信号比外圈的振动信号弱,为验证所提方法对弱故障诊断的效果,采用前文中的内圈故障轴承信号进行验证,从图 13 中可以看出其冲击成分明显,但周期特征被掩盖。对信号进行三分法 EMD 分解,采用 Autogram 算法提取故障分量 M2 的共振解调频带,对解调信号进行上阈值处理,解调频带信息如图 14 所示。上阈值谱如图 15 所示,从图中可以看出转频 25 Hz,内圈故障特征频率 169 Hz 及其倍频,一直到 3 倍频仍可以

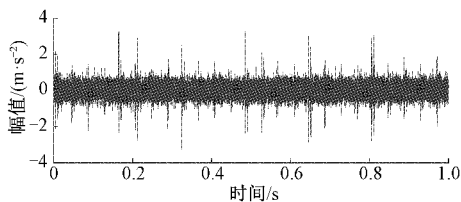


图 13 内圈时域信号

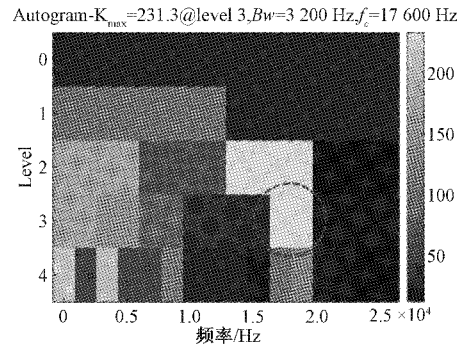


图 14 内圈 Autogram

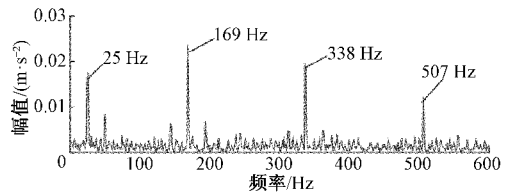


图 15 内圈 Autogram 上阈值包络谱

清晰识别。此结果表明所提方法对内圈微弱故障仍然有效。

6 结 论

本文提出三分法 EMD 融合 Autogram 的滚动轴承故障诊断方法,采用仿真信号和轴承内、外圈实测数据验证了该方法的有效性。本文的核心机技术为首次采用三分法 EMD 概念,提出 M 指标准确选择全部有效 IMF 分量,重构成故障分量 M2、噪声分量 M1 和低频分量 M2,以准确分离故障,大幅降低环境噪声干扰。采用 Autogram 对 M2 故障分量进一步降噪,提取共振解调频带,进行阈值谱分析后,可有效定位故障避免误诊。此方法克服了单一方法诊断的局限性,具有一定的实际应用价值。

参 考 文 献

- [1] 任学平,李攀,王朝阁. 基于 CEEMD-MED 和 Teager 能量算子的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 中国测试, 2017, 43(12): 88-92.
- [2] 张志刚,石晓辉,施全,等. 基于改进 EMD 和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动. 测试与诊断, 2013, 33(3): 478-482, 529-530.
- [3] 王慧滨,剡昌锋,孟佳东,等. 融合 Autogram 的共振解调和 1.5 维谱的滚动轴承复合故障诊断方法[J/OL]. 振动工程学报, 2021: 1-11[2021-08-06].
- [4] ANTONI J. The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [5] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The Autogram: An effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings

- diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 105:294-318.
- [6] 王兴龙, 郑近德, 潘海洋, 等. 基于 MED 与自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动冲击*, 2020, 39(18):118-124,131.
- [7] 陈俊洵. 基于 EEMD-马田系统的机械设备关键部件的健康管理研究[D]. 南京:南京理工大学, 2018.
- [8] 郝如江, 安雪君, 史云林. 基于 EMD 和 CICA 的单通道盲源分离方法用于齿轮箱混合故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(8):230-236,267.
- [9] 张雄. 基于谱峭度类算法的滚动轴承故障特征提取及诊断研究[D]. 北京:华北电力大学, 2019.
- [10] DWYER R. Use of the kurtosis statistic in the frequency domain as an aid in detecting random signals[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2003, 9(2):85-92.
- [11] ANTONI J. The spectral kurtosis: A useful tool for characterising non-stationary signals[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2):282-307.
- [12] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2007, 21(1):108-124.
- [13] BARSZCZ T, JABLONSKI A. A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2011, 25(1):431-451.
- [14] 郑直, 李显泽, 朱勇, 等. 基于 SGMD-Autogram 的液压泵故障诊断方法研究[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(23):241-248.
- [15] HAI Q, LEE J, JING L, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2006, 289(4-5):1066-1090.

作者简介

杨雨竹, 硕士研究生, 主要研究方向为机械设备智能故障诊断。

E-mail:447800425@qq.com